EUROGRAPHICS 2023 / K. Myszkowski 和 M. Nießner（客座编辑）

预印本

arXiv:2304.06704v1 [cs.CV] 13 Apr 2023

《它会如何悬垂？从深度图像捕捉织物力学特性》

Carlos Rodriguez-Pardo[1,2,3]，Melania Prieto-Martin [2]，Dan Casas [2]，Elena Garces[1,2]

[1]SEDDI，马德里，西班牙
[2]胡安·卡洛斯国王大学，西班牙马德里
[3]马德里卡洛斯三世大学，西班牙



图 1： 仅凭一块织物样品在两种特定摆放状态下随意放置时采集的两张深度图像（输入），我们便能准确推断出其对应的一组力学参数。估算出的参数可用于布料模拟器，从而呈现任意服装的整体悬垂形态（输出）。我们的方法还提出了一种经感知验证的新型悬垂相似度度量，可根据材料的最终悬垂形态对材料进行排序。

摘要

我们提出了一种方法，利用配备深度相机的简易采集装置来估算织物的力学参数。我们的方法能够创建真实纺织材料在力学上准确的数字表示，这是许多交互式设计和工程应用的基础步骤。与现有采集方法不同，后者通常需要昂贵的装置、视频序列或人工干预；我们的方法能够大规模采集，不受纺织品光学外观的影响，并便于非专业操作人员整理织物。为此，我们提出一种仿真到现实策略，用于训练基于学习的框架，该框架可将一张或多张图像作为输入，并输出完整的一组力学参数。得益于精心设计的数据增强和迁移学习方案，尽管我们的解决方案仅使用合成数据进行训练，却能泛化到真实图像，从而成功实现仿真到现实的闭环。我们工作的关键在于证明，基于参数空间相似度评估回归准确性会导致距离度量不准确，无法反映人类感知。为解决这一问题，我们提出了一种新型织物悬垂相似性指标，该指标在图像域而非参数空间中运作，使我们能够在相似度排序的背景下评估估算结果。我们表明，该指标与人类对悬垂相似性的感知判断具有相关性，并且与真实参数相比，我们模型的预测结果在感知上准确。

CCS 概念

• 计算方法 → 计算机视觉；神经网络；计算机图形学；

1. 引言

创建现实世界材料的精准数字表示，即数字孪生，对于实现适用于交互式设计和预测工程的逼真三维可视化至关重要。一些行业，如时尚和纺织制造，还要求这些方法能够规模化应用，以适应当前生产流程的快节奏。然而，由于织物样本的种类和特性差异很大，织物数字化颇具挑战性。织物成分、微观结构或后整理都会对其感知外观起到关键作用。

尽管获取光学外观的轻量级系统长期以来一直是研究重点，但人们对估计力学属性的关注却相对较少。事实上，由于这类物理系统中

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics（欧洲计算机图形学协会）和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。本文为开放获取文章，依据知识共享署名—非商业性使用—禁止演绎许可条款，允许在任何媒介中使用和分发，但须正确注明原作出处、不得用于商业用途，且不得进行任何修改或改编。



图 2： 悬挂（左）和拉伸（右）场景处于静止状态时的采集装置、*RGB*（上）和深度（下）图像。每个场景都展现了织物不同的力学外观：悬挂场景呈现整体垂悬性；拉伸场景则呈现额外的对角张力，这对于理解织物的拉伸特性至关重要。

内部力与外部力之间复杂的相互作用，捕捉并模拟布料的力学行为颇具挑战性；而且这类系统对环境条件高度敏感。尽管如此，鉴于当前对即时创建虚拟副本的需求，若能有一种轻量级方案自动且准确地估计力学参数——而不只是提供一组预设供用户手动选择最接近的一项——将会非常有价值。

以往方法难以适用于可扩展且可定制的工作流程。精确的织物参数采集系统需要专用且昂贵的设备 [Kaw80, Min95, CPGE90], 而且通常速度较慢，需要熟练的操作人员。现有的简易采集装置使用输入视频序列 [BTH*03, BXBF13, YLL17]；即使只采集单张图像，也可能需要用户手动输入 [JC20]。本文提出一种简易采集系统，只需采集织物处于静态垂坠状态时的两张深度图像。我们的采集装置无需复杂校准，非专业操作人员也能轻松使用；此外，由于采用深度图像而非 RGB 数据，因此不受织物光学特性的影响。图 2 展示了我们的采集装置。该装置使用深度相机，在织物处于两种放松姿态时进行采集：一种是悬挂场景，此时织物仅受重力作用，可展现其垂悬性；另一种是拉伸场景，可提供有关织物拉伸特性的线索。

我们提出了一种基于学习的方法，只需输入静态深度图像和织物密度，即可即时得出力学参数。我们的方法采用仿真到现实策略 [ZGO*21]，利用迁移学习，并基于使用精密设备数字化采集的真实织物数据集构建模型。我们的模型仅使用合成数据进行训练；得益于精心设计的数据增强策略和神经特征，模型能够泛化到真实世界场景。在此基础上，我们采用了定制架构，实现灵活设计，既可输入一张图像，也可输入多张图像；可用数据越多，模型性能越好。我们通过消融研究和汇总神经网络显著性图进行全面评估，结果表明，在预测织物力学属性时，有些场景比其他场景提供的信息更多。此外，我们还在真实采集样本上展示了模型的性能，彰显了系统的泛化能力。

我们工作的关键在于证明，使用参数空间上的平均绝对误差（MAE）等典型误差指标来评估力学属性的预测准确性，会导致不准确的距离度量，无法反映人类感知。我们发现，这种不匹配有两个原因：首先，参数空间并非双射——也就是说，不同的参数组可能呈现相同的悬垂性；其次，参数上的数值误差不一定与我们感知到的误差相关。为了解决这一普遍存在于现有研究中的不足，并借鉴了此前有关材料外观相似度指标 [LMS*19]、自然图像 [ZIE*18]和插画 [GAGH14],的研究，我们提出一种基于图像的指标，用于衡量纺织品力学行为的差异，并将整体悬垂性纳入考量。我们验证了该指标与人类感知一致，并且可以根据悬垂相似度对材料进行排序，以参考织物为基准。

最后，我们使用相似度度量验证了本方法的估计结果与人类对悬垂相似度的判断相关，也验证了模型的预测结果与真实参数相比，在感知上足够准确。总而言之，我们的方法在解决力学属性估计中的仿真到现实问题上迈出了重要一步，因为结果表明，使用推断参数模拟得到的布料，与真实世界中的目标织物相比，相似度最高。

2. 相关研究

2.1. 参数估计方法

由于若干原因，估计真实织物样本的力学属性是一项极具挑战性的工作：影响物理仿真预测能力的不可控外部因素（例如风力、初始状态、碰撞等）数量众多；缺乏标准的变形模型和参数空间；以及采用了计算密集型仿真方法。因此，人们提出了各种各样的策略来应对这些挑战。

测量设备。 通常会结合优化技术与测试设备的输出，找出最能解释观测结果的最优参数集 [MTLVL07, SB08, VMTF09, WOR11, MBT*12, CTT17]。此类现有技术多种多样，正如 Kuijpers 等人 [KLBG20],所讨论的那样，缺乏明确的标准。川端评价系统（KES） [Kaw80] 或许是最广为人知的一种，它测量包括弯曲、剪切和拉伸等在内的 16 项系数。尽管该方法精度很高，但由于流程冗长且设备昂贵，未能在业界广泛采用。因此，其他一些方法尝试简化并统一测量方法，但根据部分研究，其成效有限 [LMT08, Pow13]：简易测试织物保证系统（FAST） [Min95], 织物触感测试仪（FTT）、CLO Fabric Kit 2.0、Browzwear 织物分析仪（FAB）、Optitex Mark 10，以及悬臂原理 [CPGE90]。

重建-优化方法。另一类技术同时解决重建和参数优化问题。它们以任意真实仿真（例如虚拟角色上的布料变形）中的数据作为输入 [YPA*18]，迭代地重建并仿真场景，以更好地解释观测。Bhat 等人 [BTH*03] 以视频序列

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics - 欧洲计算机图形学协会和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。

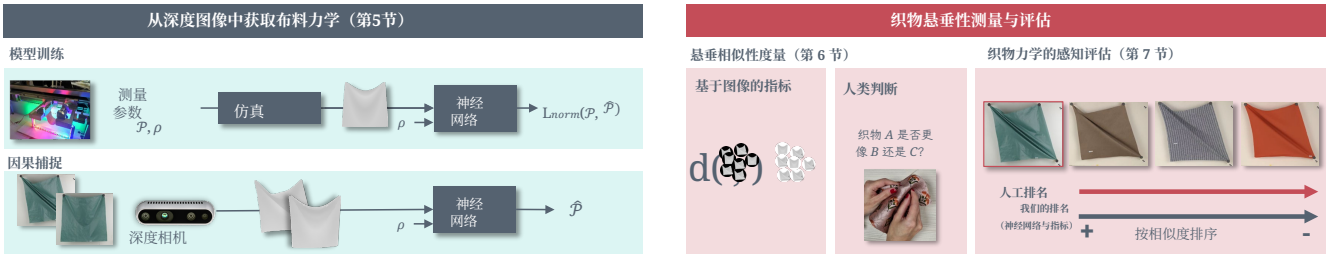

图 3： 我们方法主要组成部分的概述。我们提出一种技术，以悬挂场景和拉伸场景的深度图像为输入，估计织物力学。为了以感知方式验证估计值的误差（考虑整体悬垂性），我们提出一种基于图像的悬垂相似度指标，并通过人类判断进行验证，该指标可用于按相似度对织物排序。我们通过多项指标表明，使用该相似度指标得出的本方法估计值与人类给出的结果一致。

中的布料为输入，并通过测量其褶皱，使用模拟退火来优化参数。Yang 等人 [YL15] 使用多视图立体重建来初始化三维形状。Runia 等人 [RGSS20]还引入了仿真步骤，以解释风中布料的观测现象。他们依靠在深层潜在空间中计算的相似度指标来监督参数优化。这些方法需要在拟合过程中嵌入仿真步骤；由于参数空间维度很高，计算开销也很大。近期的可微仿真技术 [LLK19，JBH19，HAL*19，MMG*20，LDW*22] 已证明能够有效减轻拟合负担：它们可以在神经网络的潜在空间中计算相对于这些参数的梯度，同时考虑动力学、自碰撞和接触。

数据驱动与回归方法。第三类方法通过基于估计的特征空间进行处理，并利用先前仿真的数据和机器学习技术，从而避免重建原始 3D 场景。我们的方法属于这一类。以视频为输入的方法已有研究：Bouman 等人 [BXBF13]利用基于主成分分析和光流的图像描述符来恢复刚度和面密度；随后，Yang 等人 [YLL17], 利用神经网络提取用于回归的图像特征。Davis 等人 [DBC*15] 通过利用高速视频记录中的不可察觉振动，估计了相同的仿真参数。Bi 等人 [BJNX18] 进一步评估发现，人类也需要织物运动信息才能理解其刚度。研究人员利用反射率值 [ZDN16] 或布料在表面滑动的动态视频 [RRBD*20] 估计摩擦系数。Huber 等人 [HEW17] 没有回归参数，而是利用运动描述符在数据库中寻找最相似的布料。Ju 等人 [JC20], 采用了另一种方法，仅使用 Cusick 悬垂测试的单张图像，但该方法需要对目标布料进行 360°扫描以重建布料，并需要手动拟合贝塞尔曲线来获取特征向量。相比之下，我们只需要一张易于采集的深度图。同期工作 [FHXW22] 则使用多视图深度图像作为训练好的回归器的输入。

我们的方法受到这些思路的启发；不过，我们无需进行优化——即可即时估计参数——并利用神经特征，在半受控环境中理解和建模织物的行为。我们展示了，只需输入两张图像，我们的方法便能预测弯曲和拉伸系数，而无需提供整块织物的完整视频。

2.2. 预训练模型与迁移学习

深度学习模型通常需要大量数据，才能泛化到未见过的样本。当无法获取如此大量的数据时，迁移学习技术可以通过复用在相关任务上训练得到的模型参数来提供帮助 [KSL19,RZKB19, BHA*21]。这些技术包括：微调预训练分类模型的权重 [WKW16, RD17, CZW*18, WLZ*18,RJ19,GSK*19,KBZ*20]；在对比学习或自监督学习任务上预训练图像描述模型，并将其最后一层的激活值用作下游任务的输入（线性探测） [CKNH20,RKH*21,CXH21,HCX*22,KRJ*22]。对于领域自适应问题，通常会调整预训练卷积神经网络的内部表示，以提高效率 [RBV17, RBV18, RPB19, PCYS20, LLB22]。受这些方法启发，我们设计了一种模型，通过微调预训练的图像卷积神经网络分类器，将其用作特征提取器，以处理深度图像；此外，我们还对模型进行了扩展，使其能够处理额外的输入变量，并在测试时同时处理多张图像。

2.3. 相似度指标

全参考图像质量评估（图像质量评估）旨在提供一个分数，用以衡量两幅图像之间的失真程度。传统上，这些指标利用低级图像统计特征。峰值信噪比常用于衡量图像退化，但与人类感知的相关性较差 [ZIE*18]。此后，人们开发了更复杂的替代指标，包括结构相似性、多尺度结构相似性 [WBSS04], 等 [ZZMZ11, NSHC16, ZSL14, ZL12, RBKW18]。基于卷积神经网络潜在空间的算法 [GEB16]也得到扩展，以更好地近似人类感知；例如，通过在大量人工评估结果上进行训练，得到学习感知图像块相似度 [ZIE*18]，或采用其他方法 [DMWS20, PCMS18]。

此外，人们还提出了用于 3D家具的相似度指标，以衡量风格等抽象或复杂概念 [LKS15],插画 [GAGH14],图标 [LGG19],产品设计 [LKS15], 或材料外观 [LMS*19]。与我们的方法不同，这些指标需要通过人工评分进行训练，因此，通过用户研究收集此类信息会产生相当大的成本。相比之下，我们的指标无需专门训练，而是利用现成的基于图像的指标。尽管如此，我们证明了该指标与人们对织物悬垂相似性的感知所做的人类判断相关，并且可用于评估整体悬垂性。

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics（欧洲计算机图形学协会）与 JohnWiley & Sons Ltd. 出版。

3. 概述

图 3 概述了我们的工作。首先，在第 5 节中，我们介绍一种新颖的方法，可直接根据深度图像推断织物力学特性。作为输入，我们的方法仅需在两种特定配置下采集静态深度图像，如图 2 所示；此外还需织物密度，这一数据可通过常规设备轻松获取。在第 4 节中，我们介绍用于训练和评估回归器的数据集，其中包含具有力学真实值参数的 合成 和真实 样本。

定量评估表明，我们的方法能够在一定误差范围内估计力学特性。然而，由于直接解读该误差并不符合人类的理解习惯，我们提出了一种在真实场景中评估整体悬垂性的方法。在第 6 节中，我们介绍了用于评估悬垂性的基于图像的相似度指标。该指标以所选场景的渲染图像为输入，并提供一个相对值，以便比较不同织物的悬垂性。在第 7.1 节中，我们通过一项用户研究验证了该指标与人类对织物悬垂性的整体感知相符。此外，在第 7.2 节中，我们使用悬垂相似度指标评估捕捉方法，并将结果与人类判断进行比较。我们验证了估计值与人类评估相符，并在第 7.3 节中提供了若干定性示例。

4. 数据集

我们开发了两个不同的深度图像数据集，并在流程的不同阶段使用它们来训练和评估模型：一个合成数据集，使用基于物理的布料模拟生成；另一个真实数据集，使用真实织物样本的图像生成。在两个数据集中，每个样本都包含一张布料在某个场景中模拟所得的深度图像，并附有对应的力学参数，即：弯曲 [GHDS03] 以及 [VMTF09]在经向、纬向和斜向上的拉伸参数，以及织物密度： $\{kStretchWarp、kStretchWeft、kStretchBias、kBend\text{-}inghWarp、kBendingWeft、kBendingBias、\rho\} \in \mathbb{R}^7$。场景支持两种不同的静态构型：悬挂，用于呈现整体悬垂性；以及拉伸，用于呈现斜向张力，这对理解拉伸特性至关重要。图 2 展示了每种构型的示例。

仿真数据集练我们的模型，我们通过在虚拟场景中模拟织物，生成合成数据集，以再现悬挂和拉伸配置。我们使用一种标准模拟器，类似于 ARCSim [NSO12], 采用二次应变、线性应变/应力关系，以及弯曲和拉伸的标准定义 [GHDS03，VMTF09]。为了对高度各向异性的织物进行建模，我们针对经向、纬向和斜向使用三个参数。请注意，用于拉伸的模型本身已具有一定的非线性行为（二次应变），但要控制力的非线性，还需要更多参数（每个方向各一个）。未纳入厚度，因为它已隐含在其他参数中。相反，由于模拟器是动态的，因此需要考虑密度。在静态模拟器中，将其他参数归一化后，密度可以省略。

仿真后，我们使用白色朗伯材质渲染生成的网格（边长离散为 5mm），并提取深度

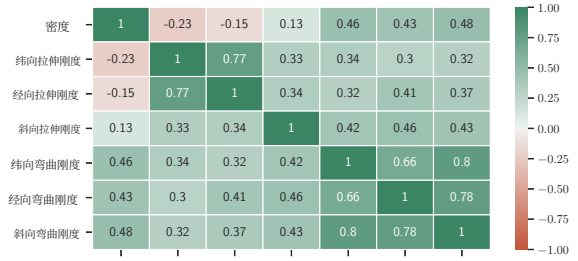

图 4： 合成数据集各参数之间的斯皮尔曼相关矩阵。

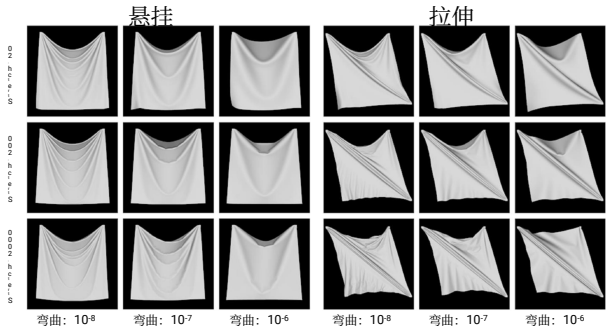

图 5： 悬挂场景和拉伸场景的仿真参数扫描。对于 *kBending*：经向、纬向和斜向的取值相同；对于 *kStretch*，斜向的取值依次为 *100*、*144*、*1000*。

缓冲区。为确保合成数据集涵盖多种材料，我们根据现实织物常见力学参数的分布，对参数空间进行密集采样。图 5 展示了参数扫描结果，呈现出悬挂和拉伸场景中悬垂形态的多样性。为更好地理解参数之间的潜在关系，我们计算了斯皮尔曼相关系数 r，如图 4所示。我们观察到三个 kStretch 系数之间具有较强的相关性，斜向弯曲刚度与密度之间也存在一定相关性。

真实数据集。 为评估我们的模型，我们使用由 Intel RealSense SR300 拍摄的图像中的真实数据进行测试。为此，我们将 50×50 厘米的织物样本随意用几块磁铁悬挂在金属面板上；这一操作几乎不需要专业技能，且可快速完成。固定点位置无需精确到厘米级。由于我们使用深度图像，因此无需特殊照明。我们通过称量一块 10×10 厘米的样品并除以其面积来测量织物面密度。图 2 展示了采集装置的可视化，配套视频则演示了这一过程。我们采集了十种成分和结构各异的织物样本，并通过专用设备和方法预先获取了它们的真实力学参数 [SSBL*22]。

在补充材料中，我们提供了该数据集的更多详细信息，包括每种材料的成分、结构和特写图像。

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics - 欧洲计算机图形学协会和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。

4.1. 数据增强

为了使模型能够适应非受控采集环境中常见的潜在噪声和场景变化（例如，相机视点或布料构型略有不同），我们对合成数据集采用了多种数据增强策略。

仿真空间数据增强。为确保模型能够适应不同的相机视角，我们在垂直平面的一系列不同倾斜角度下渲染仿真网格。

该范围覆盖静止位置方向起算的 ±5 度，为每种材料和场景生成 11 张深度图。

图像空间数据增强。由于失真、噪声、透视变化、未知的照明条件、镜头和传感器特性、模糊等因素，真实图像与合成图像存在很大差异。为确保模型能够适应这些畸变，我们设计了一套全面的图像数据增强策略，按特定顺序执行一系列随机独立变形。这些变形不仅包括随机噪声、模糊、透视变化和缩放，还包括薄板变形、色调分离和擦除等更复杂的处理策略。这套数据增强策略弥合了合成渲染图与真实深度图像之间的差距，后者通常噪声更多。更多详情请参阅补充材料。

指标	参数	基线	数据增强		架构		
			使用相似度和图像		使用预训练	使用注意力	使用池化
$\ell_1\downarrow$	纬向拉伸刚度	**0.122**	0.118	0.112	0.087	**0.071**	**0.071**
	经向拉伸刚度	**0.109**	0.101	0.102	0.074	0.066	**0.061**
	斜向拉伸刚度	**0.050**	0.043	0.046	0.043	0.042	**0.038**
	平均拉伸	**0.094**	0.087	0.087	0.068	0.060	**0.057**
	纬向弯曲刚度	**0.095**	0.093	0.091	0.084	0.082	**0.072**
	kBendingWarp	**0.124**	0.119	0.112	0.110	0.101	**0.094**
	斜向弯曲刚度	**0.086**	0.081	**0.086**	0.081	0.068	**0.060**
	平均弯曲	**0.102**	0.098	0.097	0.092	0.084	**0.075**
$r\uparrow$	kStretchWeft	**0.445**	0.475	0.453	0.643	0.788	**0.798**
	kStretchWarp	0.543	**0.503**	0.510	0.645	0.715	**0.771**
	kStretchBias	**0.477**	0.508	0.608	0.701	0.733	**0.781**
	平均拉伸	**0.488**	0.495	0.523	0.660	0.745	**0.783**
	纬向弯曲刚度	**0.611**	0.684	0.781	0.783	0.798	**0.863**
	经向弯曲刚度	**0.614**	0.654	0.747	0.772	0.806	**0.921**
	斜向弯曲刚度	**0.624**	0.828	0.837	0.872	0.893	**0.942**
	平均弯曲	**0.616**	0.722	0.788	0.809	0.832	**0.909**

表 1： 神经网络架构与数据增强的消融研究。从左到右，我们以基线为基础逐步加入：仿真空间数据增强、图像空间数据增强、预训练、自注意力和平均池化。在平均绝对误差（ℓ_1）和相关性（r）指标上，我们观察到，每增加一个组件，验证集上的性能都会提升。使用预训练网络进行特征提取带来了最大的提升。我们使用颜色编码突出显示最佳和最差情况。

5. 基于深度图像的织物力学

在本节中，我们介绍一种基于学习的方法，用于估计织物力学参数 $\hat{\mathcal{P}}$，输入为一组深度图像 $\mathcal{I} = \{I_{\text{hanging}} \mid I_{\text{stretch}}\} \geq 1$，这些图像描绘了悬挂和拉伸场景。我们训练一个模型 $\mathcal{M}$，将$\mathcal{I}$以及材料密度 ρ映射为力学参数：$\mathcal{M}(\mathcal{I},\ \rho) = \hat{\mathcal{P}} \in \mathbb{R}^6$。为此，在训练阶段，我们学习从深度图像中提取相关特征，再将这些特征输入回归器，以学习预测力学特征。重要的是，我们的架构支持在测试阶段输入图像集合，并融合各自的特征。图6 展示了训练和测试流程。实现细节请参见补充材料。

5.1. 神经网络架构

特征提取器模型的第一部分是一个特征提取器 $\mathcal{F}$，它接收一张深度图像$I_{\text{sc}} \in \mathcal{I}$ 作为输入，并输出一个特征向量$\mathbf{f}_{\text{sc}} = \mathcal{F}(I_{\text{sc}})$来描述该图像。这个特征提取器由三个不同的组件构成，如图6所示。首先，图像由卷积神经网络（CNN）处理，输出稠密的潜在表示。我们使用在 ImageNet 上预训练的 ResNet-18 [HZRS16]，并使用我们的数据对其进行微调。 [DDS*09]为缩小真实图像与合成图像之间的差距，在训练和评估期间，我们会先对图像进行均衡化，再将其输入特征提取器。随后，将 CNN 的输出传入一个自注意力[ZGMO19] 模块，该模块有助于模型学习非局部依赖关系，扩大模型的感受野，使其能够利用输入图像中的远距离信息。自注意力机制最初是为语言模型设计的 [VSP*17] 但近来已展现出在计算机视觉领域的显著效果

任务 [RPV*19，ZGMO19，ZJK20，HWC*22]。我们添加了一个自注意力层，因为这些层的训练和评估成本很高。

最后，我们执行池化操作，将自注意力层的输出转换为固定大小的特征向量，$\mathbf{f}_{\text{sc}}$。除了常用的最大池化 [SZ14], 之外，我们还将其与平均池化的输出拼接起来；事实证明，这有助于提升注意力模块的性能 [ZKL*16，HSS18、WPLK18]。因此，特征向量$\mathbf{f}_{\text{sc}}$ 由最大池化特征和平均池化特征拼接而成：$\mathbf{f}_{\text{sc}} = \{\mathbf{f}_{\text{sc}}^{max} \oplus \mathbf{f}_{\text{sc}}^{avg}\}$。

融合 我们的设计使我们能够将多个场景中的特征 $\mathbf{f}_{\text{sc}}$ 合并为一个特征向量 $\mathbf{f}$。对于 I中的每张图像，我们都计算$\mathbf{f}_{\text{sc}}$。然后，我们融合这些特征向量，通过对 $\mathbf{f}$进行池化，将它们合并为一个向量。与 $\mathbf{f}_{\text{sc}}$类似，$\mathbf{f}$ 由两类特征组成：$\mathbf{f} = \{max_{sc}\{\mathbf{f}_{sc}^{max}\} \oplus \{avg_{sc}\{\mathbf{f}_{sc}^{avg}\}\}$。最大池化特征通过取跨场景的最大值进行融合，而平均池化特征则通过取跨场景的均值进行融合。我们在图6中展示了这一过程。

参数回归器 最后一个组件是一个全连接的多层感知机（MLP），以特征向量 $\mathbf{f}$ 和材料密度 ρ为输入，并输出仿真参数 $\hat{\mathcal{P}}$。作为损失函数，我们使用 ℓ_2 范数比较真实参数 $\mathcal{P}$ 与模型估计值 $\mathcal{M}(\mathcal{I},\rho) = \hat{\mathcal{P}}$。

5.2. 定量评估

本节对该方法估计力学参数的性能进行定量评估。我们验证模型的设计选择，并根据所用输入的类型评估结果。

5.2.1. 模型设计消融研究

我们旨在了解数据增强策略和网络架构设计的实际贡献。对于这些

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics - 欧洲计算机图形学协会与 John Wiley & Sons Ltd. 出版。



图 6： 训练和评估流程示意图。训练时，我们使用一张材料图像及其密度。图像经由我们的特征提取器处理，再输入多层感知机，后者计算参数估计$\hat{\mathcal{P}}$。评估时，我们使用训练好的特征提取器处理每张可用图像，并在输入训练好的回归器之前使用融合 算子。两个场景均使用相同的特征提取器和多层感知机。

实验，我们将合成数据随机划分为 90% 的训练集和 10% 的验证集，并在每次实验中使用相同的划分。结果如表 1所示。我们将一个不含 自注意力、不含 平均池化特征、不进行数据增强且 CNN 骨干网络采用随机初始化的简单模型作为基线。在此基线上，我们逐步添加不同组件，并使用平均绝对误差（MAE）和斯皮尔曼相关系数（r）评估模型在验证数据上的表现。参数使用训练集中的最小值和最大值进行归一化。

在采用包含所有数据增强的训练配置后——这带来了小幅性能提升，很可能是因为验证数据集是合成数据——我们评估了神经网络架构。

使用在 ImageNet 上预训练的 CNN骨干网络 [DDS*09]，而非随机初始化的网络后，我们观察到所有参数和指标的模型性能都显著提升。训练一个同时接收来自两个场景的图像的特征提取器，将无法利用预训练，这会对泛化产生负面影响。接着，我们在 CNN骨干网络后添加了自注意力 [ZGMO19] 层，使模型能够整合图像中相距较远区域的信息。有趣的是，该模块显著提升了对*kStretch* 参数的预测能力，但对*kBending*的影响较小。最后，除了常用的平均池化 之外，再加入最大池化对降低错误率有非常显著的积极作用。论文中展示的所有结果均采用包含全部组件的这一最终配置。值得注意的是，即使在最基础的配置下，模型也很容易预测斜向弯曲刚度 。这可能是因为该参数具有相关性

与材料的密度关系最为密切（如图 4所示），因此模型可以利用这一信息进行预测。

5.2.2 输入影响评估

我们的方法在设计上支持输入一张或多张图像。在表 2所示的这项实验中，我们评估了采用不同输入配置时的误差。请注意，我们针对每种配置都训练了不同的模型。在所有情况下，将密度 作为输入都有助于模型提升泛化能力。这对于 *kBending* 参数尤为重要，因为仅凭密度 提供的信息就比深度图像更多。与弯曲场景相比，拉伸 场景通常包含更多信息，因为两者的平均绝对误差

指标	参数	密度	仅深度			密度与深度		
			拉伸	悬挂	Both	拉伸	悬挂	Both
$\ell_1\downarrow$	纬向拉伸刚度	**0.113**	0.102	0.107	0.062	0.054	0.056	**0.051**
	经向拉伸刚度	**0.091**	0.067	0.081	0.056	0.055	0.059	**0.052**
	斜向拉伸刚度	0.034	0.039	**0.054**	0.034	0.033	0.036	**0.031**
	平均拉伸	0.079	0.069	**0.081**	0.051	0.047	0.050	**0.045**
	纬向弯曲刚度	0.142	**0.233**	0.213	0.145	0.128	0.139	**0.125**
	经向弯曲刚度	0.126	**0.184**	0.126	0.074	0.037	0.063	**0.035**
	斜向弯曲刚度	0.094	**0.166**	0.081	0.054	0.055	0.069	**0.046**
	平均弯曲	0.121	**0.194**	0.140	0.091	0.073	0.090	**0.069**
$r\uparrow$	纬向拉伸刚度	**0.184**	0.407	0.403	0.418	0.712	0.469	**0.728**
	经向拉伸刚度	**0.002**	0.502	0.407	0.503	0.520	0.433	**0.533**
	斜向拉伸刚度	0.289	**-0.141**	-0.068	-0.007	0.367	0.383	**0.550**
	平均拉伸	**0.158**	0.256	**0.247**	0.305	0.533	0.428	**0.604**
	纬向弯曲刚度	0.483	**0.052**	0.267	0.625	0.673	0.683	**0.717**
	经向弯曲刚度	0.317	**0.048**	0.156	0.407	0.467	0.433	**0.533**
	斜向弯曲刚度	0.357	**-0.044**	0.108	0.250	0.333	0.417	**0.546**
	平均弯曲	0.386	**0.019**	0.177	0.427	0.491	0.511	**0.599**

表 2： 真实深度图像的结果，展示输入变化的影响。从左到右，输入依次为：仅密度、仅深度图像，以及密度和深度。使用所有数据源作为输入时效果最佳。对于kBending，仅使用密度比仅使用深度图像提供了更多信息。我们用颜色编码突出显示最佳和最差情况。

和相关性通常在提供拉伸场景时表现更好。同时使用两个场景时，模型给出的估计比单独使用任一场景都更准确，这表明两个场景提供了互补的信息。

5.2.3. 神经显著性图

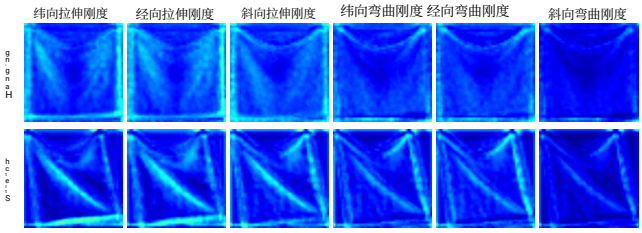

图 7： 显著性图 *[FHD*20]*按参数汇总。模型依靠织物样品的中心区域来预测拉伸参数。对于弯曲，模型对样品边缘区域最为敏感。

我们旨在了解模型进行预测时，场景中的哪些部分最为相关。为此，我们

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics（欧洲计算机图形学协会）和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。

使用 基于轴的类别激活映射 [FHD*20]生成显著性图，该方法根据各深层对每个目标参数的重要性，对其激活值进行加权平均，并在真实数据集上汇总这些显著性图。如图 7 所示，我们观察到，每个场景都为模型提供了不同的线索。对于 *kStretch* 参数，模型对拉伸场景中的中央褶皱以及悬挂场景中的*kBending*参数，模型对织物边缘区域较为敏感；在两个场景中，这些区域都存在细小但明显的褶皱。与其他实验结果相同，我们观察到模型能在拉伸场景中发现更多相关特征。

6. 悬垂性相似度度量

第 5 节介绍的回归器能够推断目标织物的力学参数。然而，由于直接解读这样的参数空间并不直观，因此几乎无法理解表 1 和 2中的残差误差。回归得到的参数能否产生与目标图像相似的悬垂效果？需要注意的是，由于力学参数空间并非正交空间，参数的微小变化也可能导致意想不到的变形。因此，我们假设需要一种用于解读定量结果的悬垂性感知 相似度度量。下面将介绍这一度量。

6.1. 基于图像的悬垂相似性

鉴于我们假设悬挂 和拉伸 场景足以体现织物力学特性，我们提出一种基于图像的相似度度量，使用这些场景的渲染图像。设 $\mathcal{P} \subseteq \mathbb{R}^7$ 为模拟器的参数空间，$P_a \in \mathcal{P}$ 和 $P_b \in \mathcal{P}$ 为两组不同的参数集，$a \sim \mathcal{R}(P_a,$场景$)$ 和 $b \sim \mathcal{R}(P_b,$场景$)$ 为针对特定场景配置获得的两个渲染模拟。我们将特定场景的距离度量定义为

$$d_{\text{scene}}(P_a,P_b) = \frac{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\text{IM}(a_i,b_j)}{N^2} \tag{1}$$

其中，IM 是一种图像空间距离度量，N 是我们运行的不同仿真数量。真实布料对初始状态或初始形状等参数非常敏感。为了学习一种能够适应真实世界条件的稳健度量，我们在一组仿真中扰动初始状态和边界条件，并对初始力施加随机抖动。通过经验我们发现，对同一组（P_a，P_b）进行多次仿真并取平均，可以得到信息量更丰富的度量。

此外，我们同时考虑悬挂 和拉伸场景，因此最终度量定义为对这两种情形下的距离取平均，得到最终度量：

$$d(P_a,P_b) = \frac{d_{\text{hanging}}(P_a,P_b) + d_{\text{stretch}}(P_a,P_b)}{2} \tag{2}$$

请注意，我们提出了一种相似度度量。与实际距离度量不同，它不一定需要满足度量公理 [TK74]：它可以产生非对称值，违反三角不等式，也无需定义什么是恒等关系。根据公式1，一种织物与其自身之间的距离不一定为零；它只需满足最低要求

即每种材料与其自身之间的距离都应小于任意材料与其他材料之间的距离，

$$d(P_a,P_a) < d(P_a,P_b), \forall P_a \neq P_b \tag{3}$$

为了消除光学特性、场景照明和相机参数可能造成的影响，我们对每次渲染都使用相同的场景配置，并采用灰度反照率和朗伯 BRDF。

对于 IM，我们使用学习感知图像块相似度（LPIPS） [ZIE*18]，通过经验我们发现，其表现优于其他可选图像指标。我们发现，基于预训练神经网络的指标优于较低层次的替代方案，而在此任务中，内容感知距离比风格感知指标更有效。这表明，织物褶皱和形变的大小、位置与形状，是解释不同材料之间差异的重要因素。通过经验我们发现，$N = 5$ 次仿真通常就足够了，因为增加样本带来的改进非常有限。有关所提出度量的更多细节，请参阅补充材料。

7. 评估

我们通过将第5 节提出的方法和第6节提出的指标与人工评分进行比较，来评估我们的方法（请注意，我们在第5.2节给出了每个参数的定量误差）。为此，在第7.1节中，我们首先收集大量关于三种织物相似度的真实人类判断。随后，在第7.2节中，我们证明，使用真实参数以及估计参数的基于图像的指标能够编码相同的偏好。最后，在第7.3节中，我们展示定性比较，并说明我们的方法在一项“按相似度搜索”的下游任务中的实用性。

7.1. 悬垂性的感知相似度：人类判断

接下来，我们从真实数据集中选取十个样本，这些样本的真实力学参数已知，并按如下方式开展用户研究。参与者会看到三种织物，并以其中一种作为参考，判断其余两种织物中哪一种与参考织 [ZIE*18，GAGH14] 物最相似。我们鼓励参与者操作样本，只关注力学相似度和整体悬垂性，而忽略反射率等材料属性。每位参与者对伪随机抽取的20组三元组进行评分，确保十种测试织物中的每一种至少两次作为参考。对于相同的三元组，在所有实验和材料中，我们观察到参与者之间的平均一致率为86。68%，这表明人类对织物力学存在共同的感知理解。我们未观察到参与者在人口统计特征、织物操作或仿真方面的专业水平不同，会导致一致率出现显著差异。

借助上述用户研究，我们可以计算出一种嵌入，用于捕捉人类感知下真实材-料之间的相对距离（即真实值感知相似度）。图8 展示了这种嵌入在二维空间中的表示，该嵌入使用 tSTE 计算得出 [TLB*11]，从而能够利用欧几里得范数计算材料之间的感知距离。该嵌入

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics（欧洲计算机图形学协会）和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。

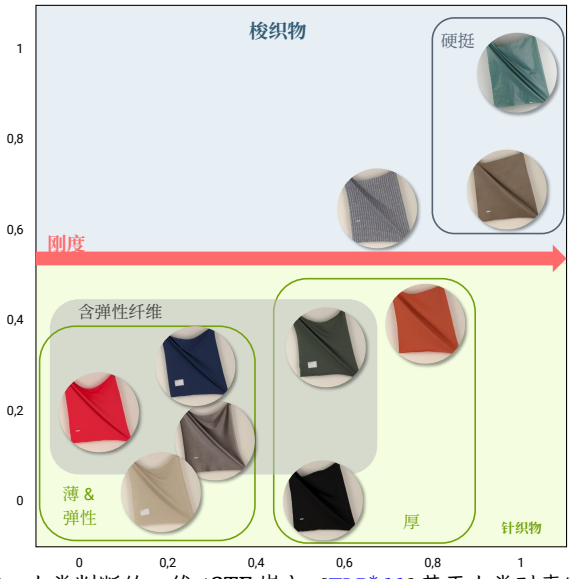

图8： 人类判断的二维 *tSTE* 嵌入 *[TLB*11]* 基于人类对真实织物相似度（即真实值）的感知判断计算得出。我们观察到一些有趣的模式：机织物与针织物彼此区分；弹性材料聚集在一起；厚质材料与薄质材料彼此区分。这两个轴都不直接对应任何材料属性，而是从嵌入中自然显现出来。

描绘出了许多有趣的模式，包括完全分离的机织物和针织物；弹性织物与薄织物聚集在一起；厚针织物与薄针织物则明显分离。这些模式表明，织物结构、成分和密度在整体感知织物机械特性的过程中发挥着重要的非线性作用。

7.2. 基于图像的相似度与人类感知相似度

我们在相似性排序的背景下评估人类判断与估计值之间的一致性。对于真实数据集中的每种织物，我们使用不同的指标计算其与其他材料之间的距离：1）第7.1节所示的人类判断 tSTE 嵌入中的欧氏距离；2）力学仿真参数空间中的 z 分数距离，$\mathcal{P}$；3）使用第6节介绍的悬垂相似性度量计算的距离。对于第二种和第三种情况，我们比较真实参数与估计参数。结果摘要见表3，完整分析见补充材料。

首先，我们证明了使用真实参数的相似度度量与人类判断具有相关性。图 9 （上）展示了使用斯皮尔曼相关系数（r）得到的结果。我们观察到，每种织物的相关性均高于 0。8，平均值为 0。893，表明二者具有很强的相关性。这些结果表明，我们的指标仅以悬挂和拉伸场景的图像作为输入，就能够像人类一样衡量材料之间的距离。随后，如图 9 （下）所示，我们使用估计参数代替真实值参数，得到的平均相关性为 0。680。尽管该数值略低于使用真实值时的结果，但仍足以说明估计值

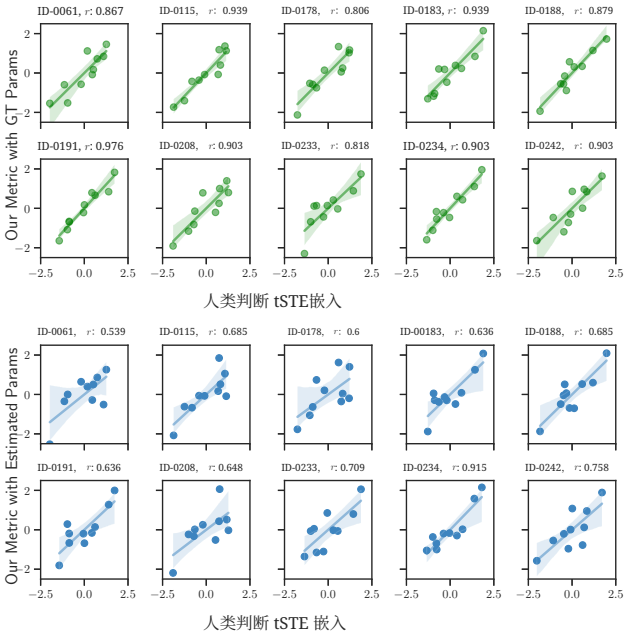

图 9： 人类判断的排序（横轴）与我们的悬垂相似度指标之间的相关性：上图使用真实值仿真参数（纵轴），下图使用我们模型的估计值。为便于可视化，我们绘制的是 z 分数，而非原始距离。

	参数距离	相似度指标
GT	0.431 ± 0.17	**0.893**±0.05
估计的	0.377 ± 0.19	**0.680**±0.09

表3： 与通过人类判断的 *tSTE*嵌入获得的排序之间的平均相关性（± 标准差），取决于参数来源（真实值或预测值）以及用于计算相似度的指标（参数距离或我们的悬垂形态相似度）。

我们的模型与人类判断一致。需要注意的是，相关性较高的材料位于图 8 所示嵌入的极端区域，这些材料具有非常鲜明的特征。同样地，我们还仅使用仿真的参数空间计算每种材料的距离。可以看出，使用该空间得到的输出与人类判断并不相关，在所有测试情况下，相关性均低于 0。44。

7.3. 定性结果

图 10 比较了几个示例中，使用我们方法所得参数进行的仿真与使用真实参数进行的仿真。可以看出，在这些情况下，我们的估计值与真实值非常接近。完整结果见补充材料。最后，我们的指标可用于在悬垂性相似的材料中进行搜索。图 12对此进行了说明。如图所示，直接根据参数空间进行简单排序，无法得到任何有意义的顺序。相反，使用我们的相似度度量，得到的排序与人类给出的排序一致

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由欧洲计算机图形学协会和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。



图10： 比较通过真实参数获得的仿真结果与使用我们模型预测值获得的仿真结果，所用样本来自测试集中的一组代表性织物。如图所示，模型的估计值生成的悬垂形态与真实值对应的形态相似，我们也对此进行了定量评估。

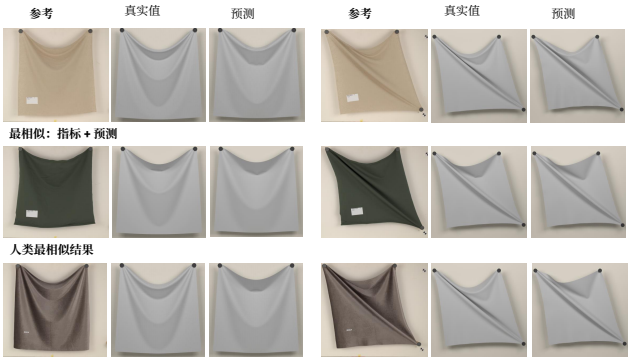

图11： 我们方法的一个失败案例。以参考材料（第一行）为输入时，模型预测的弯折少于真实值。根据我们的指标，这一预测更接近较厚材料（中间行）的悬垂形态，而非人类认为与参考织物最相似的形态（底行）。

嵌入，展示了我们的自动指标在探索织物集合方面的潜力。

局限性 尽管我们的模型能够给出准确的预测，但其估计值并不总是忠实反映真实材料。图 11对此进行了说明：模型预测的最终悬垂形态中的弯折少于真实值所产生的弯折。根据我们的指标，这一预测与较厚材料更相似，而非与人类认为最像参考材料的材料相似。

8. 结论

在这项工作中，我们提出了一种简便的方法，通过织物样品深度图像估计织物的机械参数。

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics（欧洲计算机图形学协会）和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。



图12： 按悬垂相似度搜索。参数空间给出的排序（第一行）与人类判断（第二行）不一致，而我们使用指标得到的排列与人类判断高度一致（第三行）。

这些样品被放置在两种特定配置下。我们通过数值实验验证了所提出的架构和输入，证明该方法的所有组成部分对于获得准确的估计值都是必要的。定量分析帮助我们理解了各个组成部分的重要性，但我们发现，这些误差既无法解释，也无助于我们理解预测悬垂性的整体外观。因此，我们提出了首个指标：它完全基于图像空间，能够像人类一样捕捉织物力学特性的差异。我们将这一指标用于两个目的：首先，从感知角度验证估计参数的准确性；其次，展示一种按悬垂相似度搜索的新颖应用。

我们的工作还可以从多个方面改进。我们的神经网络仅使用回归损失进行训练。使用可微分仿真来训练网络，或许可以改进训练效果，并有助于提升泛化能力和解释误差。我们可以将感知度量作为损失函数。不过，这需要进行多次可微分仿真，并使用深度特征提取器，因此会带来显著的计算开销。此外，表达能力较弱的仿真引擎可能与人类感知的相关性较低。同样，我们希望扩大训练数据集和用户研究的规模，以处理更多样化的样本，涵盖更广泛的织物类别。值得探索的扩展方向包括：输入RGB图像而非深度图；使用真实样本进行训练；引入对称一致性损失；或学习一种能够以采集图像（而非仿真结果）为输入的相似度度量。最后，我们希望这项工作能启发未来研究，解决这一由来已久的问题：以不受模拟器参数影响的方式验证织物力学特性。

致谢 我们感谢 Gabriel Cirio 和 Alejandro Rodríguez 提供的宝贵讨论，感谢 Alicia Nicas 帮助进行仿真，并感谢 Sofía Domínguez 帮助采集数据。Elena Garces 的部分工作获得了胡安·德拉谢尔瓦研究员奖学金（IJC2020-044192-I）的资助。

参考

[BHA*21] BOMMASANI R., HUDSON D. A., ADELI E., ALTMAN R., ARORA S., VONARX S., BERNSTEIN M. S., BOHG J., BOSSELUT A., BRUNSKILL E., ET AL.: 关于基础模型的机遇与风险。 3

[BJNX18] BI W., JIN P., NIENBORG H., XIAO B.: 使用稠密运动轨迹从视频中估计布料的力学特性：人类心理物理学与机器学习。 视觉杂志 *18*, 5（2018）, 12–12。 3

[BTH*03] BHAT K. S., TWIGG C. D., HODGINS J. K., KHOSLA P. K., POPOVIC Z., SEITZ S. M.: 从视频估计布料仿真参数。发表于 计算机动画研讨会 （2003），欧洲图形协会。 2

[BXBF13] BOUMAN K. L., XIAO B., BATTAGLIA P., FREEMAN W. T.: 从视频中估计织物的材料属性。载于 *IEEE* 计算机视觉国际会议论文集 (2013年)，第 1984–1991 页。 2，3

[CKNH20] CHEN T., KORNBLITH S., NOROUZI M., HINTON G.: 视觉表征对比学习的简单框架。载于 国际机器学习会议 (2020年)，PMLR，第 1597–1607 页。 3

[CPGE90] CLAPP T. G., PENG H., GHOSH T. K., EISCHEN J. W.: 印度-织物弯矩-曲率关系的直接测量。《纺织品研究期刊》*60*，9 (1990), 525–533. 2

[CTT17] CLYDE D., TERAN J., TAMSTORF R.: 机织物的建模与数据驱动参数估计。载于 *ACM SIGGRAPH/Eurographics* 计算机动画研讨会论文集 (2017),pp.1–11. 2

[CXH21] CHEN X., XIE S., HE K.: 自监督视觉变换器训练的实证研究。。载于 *IEEE/CVF* 国际计算机视觉会议论文集（2021），第 9640–9649 页。 3

[CZW*18] CHEN Y., ZHANG Q., WU Y., LIU B., WANG M., LIN Y.: 基于乳腺摄影对乳腺癌分类进行 ResNet 微调。在国际医疗科学与工程会议(2018)，Springer，第 83–96 页。3

[DBC*15] DAVIS A., BOUMAN K. L., CHEN J. G., RUBINSTEIN M., DURAND F., FREEMAN W. T.: 视觉测振法：从视频中的微小运动估计材料属性。载于 *IEEE*计算机视觉与模式识别会议论文集 (2015)，第5335–5343页。3

[DDS*09] DENG J., DONG W., SOCHER R., LI L.-J., LI K., FEI-FEI L.: ImageNet：一个大规模分层图像数据库。载于 *2009 IEEE*计算机视觉与模式识别会议 (2009)，IEEE，第248–255页。 5，6

[DMWS20] DING K., MA K., WANG S., SIMONCELLI E. P.: Im-图像质量评估：统一结构和纹理相似性。 *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*(2020年)。 3

[FHD*20] FU R., HU Q., DONG X., GUO Y., GAO Y., LI B.: 基于Axiom的Grad-CAM：实现卷积神经网络的准确可视化和解释。载于 第*31*届英国机器视觉会议 *2020*，*BMVC 2020*，(2020年)，BMVA出版社。 6，7

[FHXW22] FENG X., HUANG W., XU W., WANG H.: 学习 -基于悬垂测试仪的弯曲刚度参数估计。 *ACM* 图形学汇刊（*TOG*）*41*，6（2022），1–16。 3

[GAGH14] GARCES E., AGUSTIN S., HERRANZ L., LIN Y., PERRIN D., HERRMANN H.: 绘画风格相似性度量。 *ACM* 图形学汇刊（*TOG*）*33*，4（2014年），1–9。 2，3，7

[GEB16] GATYS L. A., ECKER A. S., BETHGE M.: 使用卷积神经网络进行图像风格迁移。载于*IEEE*计算机视觉与模式识别会议论文集（2016年），第 2414–2423 页。3[GHDS03] GRINSPUN E., HIRANI A. N., DESBRUN M., SCHRÖDER P.: 离散薄壳。载于2003年 ACM SIG-GRAPH/Eurographics 计算机动画研讨会论文集（2003年），Citeseer，第 62–67 页。4[GSK*19] GUO Y., SHI H., KUMAR A., GRAUMAN K., ROSING T., FERIS R.: Spottune：通过自适应微调进行迁移学习。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集（2019年），第 4805–4814 页。3[HAL*19] HU Y., ANDERSON L., LI T.-M., SUN Q., CARR N., RAGAN-KELLEY J., DURAND F.: DiffTaichi：用于物理仿真的可微编程。载于国际学习表征会议（2019年）。3[HCX*22] HE K., CHEN X., XIE S., LI Y., DOLLÁR P., GIRSHICK R.: 掩码自编码器是可扩展的视觉学习器。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集（2022），第 16000–16009 页。3

[HEW17] HU J., ET AL.: 基于形状特征的布料动画检索。 *IEEE*计算机图形学与应用 *37*，6（2017），52–64。3

[HSS18] HU J., SHEN L., SUN G.: 挤压 -and-激励网络 . 载于*IEEE*计算机视觉与模式识别会议论文集(2018)，第 7132–7141 页。5

[HWC*22] HAN K., WANG Y., CHEN H., CHEN X., GUO J., LIU Z., TANG Y., XIAO A., XU C., XU Y., 等: 视觉 Transformer 综述。*IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* (2022)。5

[HZRS16] HE K., ZHANG X., REN S., SUN J.: 深度残差学习 -用于图像识别。载于 *IEEE*计算机视觉与模式识别会议论文集（2016年），第770–778页。 5

[JBH19] JAQUES M., BURKE M., HOSPEDALES T.: 物理学 -as-逆 -图形：基于视频的无监督物理参数估计。载于 国际学习表征会议(2019年)。3

[JC20] JU E., CHOI M. G.: 使用神经网络从静态垂坠中估计布料仿真参数。*IEEE Access 8* (2020年), 195113– 195121。2，3

[Kaw80] KAWABATA S.: 手感评价的标准化与分析 -。日本纤维机械学会（1980）。2

[KBZ*20] KOLESNIKOV A., BEYER L., ZHAI X., PUIGCERVER J., YUNG J., GELLY S., HOULSBY N.: 《大规模模型 (BiT): 通用视觉表征学习》。载于 欧洲计算机视觉会议 (2020年)，Springer，第491–507页。 3

[KLBG20] KUIJPERS S., LUIBLE-BÄR C., GONG R. H.: 测度 -织物属性的测度用于虚拟仿真——一篇关键综述。*IEEE SAINDUSTRYCONNECTIONS* (2020年)，1–43。2

[KRJ*22] KUMAR A., RAGHUNATHAN A., JONES R., MA T., LIANG 微调可能扭曲预训练特征，并且在分布外数据上表现不佳。*arXiv* 预印本 *arXiv:2202.10054*（2022）。3

[KSL19] KORNBLITH S., SHLENS J., LE Q. V.: 更好的ImageNet模型是否能更好地迁移？载于 *IEEE/CVF*计算机视觉与模式识别会议论文集（2019年），第 2661–2671 页。3

[LDW*22] LI Y., DU T., WU K., XU J., MATUSIK W.: Diffcloth：可微布料仿真 -结合干摩擦接触的《*ACM* 图形学汇刊》（*TOG*）（2022）。3

[LGG19] LAGUNAS M., GARCES E., GUTIERREZ D.: 学习图标外观相似度。《多媒体工具与应用》*78*，8（2019年），10733–10751。3

[LKS15] LU J., KIM V. G., SHECHTMAN E., FUNKHOUSER T.: 风格要素：感知引导的风格相似性的学习。 *ACM* 图形学汇刊 *(TOG)34*，4 (2015)，1–14。 3

[LLB22] LI W., LIU X., BILEN H.: 使用任务特定适配器进行少样本学习。 *IEEE/CVF*计算机视觉与模式识别会议论文集(2022)，第7161–7170页。3

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics - 欧洲计算机图形学协会和John Wiley & Sons Ltd. 出版。

[LLK19] LIANG J., LIN M., KOLTUN V.：用于逆问题的可微分布料仿真。神经信息处理系统进展32（2019）。3[LMS*19] LAGUNAS M., MALPICA S., SERRANO A., GARCES E., GUTIERREZ D., MASIA B.：一种材料外观相似性度量。ACM Transactions on Graphics (TOG) 38, 4（2019），1–12。2, 3[LMT08] LUIBLE C., MAGNENAT-THALMANN N.：使用精确物理参数进行布料仿真。载于第十届 IASTED 计算机图形学与成像国际会议论文集（CGIM'08）（2008）。2[MBT*12] MIGUEL E., BRADLEY D., THOMASZEWSKI B., BICKEL B., MATUSIK W., OTADUY M. A., MARSCHNER S.：数据驱动的布料仿真模型估计。载于 Computer Graphics Forum（2012），第31卷，Wiley 在线图书馆，第519–528页。2[Min95] MINAZIO P. G.：通过简单测试快速确保织物质量。《国际服装科学与技术期刊》（1995）。2[MMG*20] MURTHY J. K., MACKLIN M., GOLEMO F., VOLETI V., PETRINI L., WEISS M., CONSIDINE B., PARENT-LÉVESQUE J., XIE K., ERLEBEN K., 等：gradsim：用于系统辨识和视觉运动控制的可微分仿真。载于国际学习表征会议（2020）。3[MTLVL07] MAGNENAT-THALMANN N., LUIBLE C., VOLINO P., LYARD E.：从实测织物到布料仿真。载于2007年第10届 IEEE 计算机辅助设计与计算机图形学国际会议（2007），IEEE，第7–18页。2[NSHC16] NAFCHI H. Z., SHAHKOLAEI A., HEDJAM R., CHERIET M.：平均偏差相似性指数：高效可靠的全参考图像质量评估器。IEEE Access 4（2016），5579–5590。3[NSO12] NARAIN R., SAMII A., O'BRIEN J. F.：用于布料仿真的自适应各向异性重新网格化。ACM Transactions on Graphics (TOG) 31, 6（2012），1–10。4[PCMS18] PRASHNANI E., CAI H., MOSTOFI Y., SEN P.：PieAPP：通过成对偏好进行感知图像误差评估。载于IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集（2018），第1808–1817页。3[PCYS20] PHAM M. Q., CREGO J.-M., YVON F., SENELLART J.：多领域神经机器翻译中残差适配器的研究。载于机器翻译会议（2020）。3[Pow13] POWER J.：用于商业三维虚拟服装仿真的织物客观测量。《国际服装科学与技术期刊》（2013）。2[RBKW18] REISENHOFER R., BOSSE S., KUTYNIOK G., WIEGAND T.：用于图像质量评估的基于哈尔小波的感知相似性指数。《信号处理：图像通信》61（2018），33–43。3[RBV17] REBUFFI S.-A., BILEN H., VEDALDI A.：利用残差适配器学习多个视觉领域。神经信息处理系统进展30（2017）。3[RBV18] REBUFFI S.-A., BILEN H., VEDALDI A.：多领域深度神经网络的高效参数化。载于IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集（2018），第8119–8127页。3[RD17] RATTANI A., DERAKHSHANI R.：关于针对智能手机眼部识别对卷积神经网络进行微调。载于2017年 IEEE 生物特征识别国际联合会议（IJCB）（2017），IEEE，第762–767页。3[RGSS20] RUNIA T. F., GAVRILYUK K., SNOEK C. G., SMEULDERS A. W.：风中的布料：通过仿真进行物理测量的案例研究。载于IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集（2020），第10498–10507页。3[RJ19] REDDY A. S. B., JULIET D. S.：使用 ResNet-50 进行迁移学习以实现疟原虫细胞图像分类。载于2019年国际通信与信号处理会议（ICCSP）（2019），IEEE，第0945–0949页。3

[RKH*21] RADFORD A., KIM J. W., HALLACY C., RAMESH A., GOH G., AGARWAL S., SASTRY G., ASKELL A., MISHKIN P., CLARK J., 等：从自然语言监督中学习可迁移视觉模型。在国际机器学习会议（2021年），PMLR，第8748–8763页。3[RPB19] RODRÍGUEZ-PARDO C., BILEN H.：利用残差适配器实现个性化美学。在伊比利亚模式识别与图像分析会议（2019年），Springer，第508–520页。3[RPV*19] RAMACHANDRAN P., PARMAR N., VASWANI A., BELLO I., LEVSKAYA A., SHLENS J.：视觉模型中的独立自注意力。神经信息处理系统进展32（2019年）。5[RRBD*20] RASHEED A. H., ROMERO V., BERTAILS-DESCOUBES F., WUHRER S., FRANCO J.-S., LAZARUS A.：学习测量布料接触中的静摩擦系数。载于IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集（2020年），第9912–9921页。3

[RZKB19] RAGHU M.，ZHANG C.，KLEINBERG J.，BENGIO S.：Trans- 融合：理解医学成像中的迁移学习。神经信息处理系统进展 *32*(2019年)。3

[SB08] SYLLEBRANQUE C.、BOIVIN S.：从视频中估计可变形固体的力学参数。《视觉计算机》24，11（2008），963–972。2[SSBL*22] SPERL G.、SÁNCHEZ-BANDERAS R. M.、LI M.、WOJTAN C.、OTADUY M. A.：工业织物纱线级仿真模型的估计。《ACM Transactions on Graphics (TOG)》41，4（2022），1–15。4[SZ14] SIMONYAN K.、ZISSERMAN A.：用于大规模图像识别的超深卷积网络。arXiv 预印本 arXiv:1409.1556（2014年）。5[TK74] TVERSKY A.、KAHNEMAN D.：不确定性下的判断：启发式与偏差：判断中的偏差揭示了不确定情境下的一些思维启发式。《科学》185，4157（1974），1124–1131。7[TLB*11] TAMUZ O.、LIU C.、BELONGIE S.、SHAMIR O.、KALAI A. T.：自适应学习群体核。载于《第28届国际机器学习会议论文集》（2011），第673–680页。7，8[VMTF09] VOLINO P.、MAGNENAT-THALMANN N.、FAURE F.：一种简单的方法，可实现非线性拉伸刚度，从而准确进行布料仿真。《ACM 图形学汇刊》28，4（2009），文章编号2，4[VSP*17] VASWANI A.、SHAZEER N.、PARMAR N.、USZKOREIT J.、JONES L.、GOMEZ A. N.、KAISER Ł.、POLOSUKHIN I.：注意力就是你所需要的一切。《神经信息处理系统进展》30（2017）。5

[WBSS04] WANG Z.，BOVIK A. C.，SHEIKH H. R.，SIMONCELLI E. P.：图像质量评估：从误差可见性到结构相似性。*IEEE*图像处理汇刊 *13*，4（2004年），600–612。3

[WKW16] WEISS K., KHOSHGOFTAAR T. M., WANG D.：迁移学习综述。《大数据杂志》3，1（2016年），1–40。3[WLZ*18] WANG G., LI W., ZULUAGA M. A., PRATT R., PATEL P. A., AERTSEN M., DOEL T., DAVID A. L., DEPREST J., OURSELIN S., 等：使用深度学习和图像特定微调进行交互式医学图像分割。IEEE 医学影像汇刊 37，7（2018），1562–1573。3

[WOR11] WANG H.，O'BRIEN J. F.，RAMAMOORTHI R.：数据-布料的驱动弹性模型：建模与测量。*ACM* 图形学汇刊 *30*，4（2011），1–12。2

[WPLK18] WOO S., PARK J., LEE J.-Y., KWEON I. S.：卷积块注意力模块。在欧洲计算机视觉会议（*ECCV*）论文集（2018），第3–19页。5

[YL15] YANG S.，LIN M. C.：Materialcloning：获取弹性参数 - 用于医学应用的图像参数。*IEEE* 可视化与计算机图形学汇刊 *22*，9（2015），2122–2135。3

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics（欧洲计算机图形学协会）和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。

[YLL17] YANG S.、LIANG J.、LIN M. C.：基于学习的布料材质视频恢复。载于 IEEE国际图像处理会议论文集（2017），第 4383–4393 页。2，3[YPA*18] YANG S.、PAN Z.、AMERT T.、WANG K.、YU L.、BERG T.、LIN M. C.：基于物理启发的单视图图像服装恢复。ACM Transactions on Graphics (TOG) 37，5（2018），1–14。2[ZDN16] ZHANG H.、DANA K.、NISHINO K.：从反射率中获取摩擦力：用于根据单次现场反射率预测物理表面属性的深度反射率编码。载于欧洲计算机视觉会议（2016），Springer，第 808–824 页。3[ZGMO19] ZHANG H.、GOODFELLOW I.、METAXAS D.、ODENA A.：自注意力生成对抗网络。载于国际机器学习会议（2019），PMLR，第 7354–7363 页。5，6[ZGO*21] ZHU W.、GUO X.、OWAKI D.、KUTSUZAWA K.、HAYASHIBE M.：仿真到现实迁移技术在仿生机器人强化学习中的应用综述。IEEE神经网络与学习系统汇刊（2021）。2[ZIE*18] ZHANG R.、ISOLA P.、EFROS A. A.、SHECHTMAN E.、WANG O.：深度特征作为感知度量的惊人效用。载于 IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集（2018），第 586–595 页。2，3，7[ZJK20] ZHAO H.、JIA J.、KOLTUN V.：探索用于图像识别的自注意力。载于 IEEE/CVF计算机视觉与模式识别会议论文集（2020），第 10076–10085 页。5[ZKL*16] ZHOU B.、KHOSLA A.、LAPEDRIZA A.、OLIVA A.、TORRALBA A.：学习用于判别式定位的深度特征。载于 IEEE计算机视觉与模式识别会议论文集（2016），第 2921–2929 页。5[ZL12] ZHANG L.、LI H.：SR-SIM：一种基于谱残差的快速高性能图像质量评估指标。载于 2012 年第 19 届 IEEE国际图像处理会议（2012），IEEE，第 1473–1476 页。3[ZSL14] ZHANG L.、SHEN Y.、LI H.：VSI：一种用于感知图像质量评估的视觉显著性诱导指标。IEEE图像处理汇刊 23，10（2014），4270–4281。3[ZZMZ11] ZHANG L.、ZHANG L.、MOU X.、ZHANG D.：FSIM：一种用于图像质量评估的特征相似度指标。IEEE图像处理汇刊 20，8（2011），2378–2386。3

© 2023年 作者。Computer Graphics Forum 由 Eurographics - 欧洲计算机图形学协会和 John Wiley & Sons Ltd. 出版。